

УДК 007.52:681.518



Р. В. Рачок



І. І. Чесановський



О. І. Кравчук



О. І. Наумов

КОМПЛЕКСНА МОДЕЛЬ ОЦІНЮВАННЯ ТА КОМПЕНСАЦІЇ КОМБІНОВАНИХ ЗАВАД У МУЛЬТИСЕНСОРНИХ СИСТЕМАХ НАЗЕМНИХ РОБОТИЗОВАНИХ КОМПЛЕКСІВ

У статті запропоновано математичну модель оцінювання впливу комбінованих завад на мультисенсорні системи наземних роботизованих комплексів та створення на її основі ефективного методу обробки сигналів для підвищення стійкості та надійності системи управління.

Математична модель враховує одночасний вплив різномісних адитивних та мультиплікативних завад на сигнали сенсорів. Для компенсації їх впливу розроблено метод, що поєднує: оцінювання якості сигналу кожного сенсора через розрахунок відношення сигнал / шум (SNR) та ймовірності правильного виявлення; синтез інформативного простору ознак із застосуванням методу головних компонент (РСА) для зменшення розмірності даних та нівелювання впливу завад; класифікацію станів наземних роботизованих комплексів за допомогою алгоритмів машинного навчання в синтезованому просторі ознак.

Реалізація запропонованого підходу дозволяє підвищити автономність та надійність функціонування наземних роботизованих комплексів в умовах радіоелектронної боротьби та інших складних середовищ.

Ключові слова: наземні роботизовані комплекси, мультисенсорні системи, комбіновані завади, синтез простору ознак, метод головних компонент, кластеризація, стійкість управління.

Постановка проблеми. Методи автономізації значно розширили сфери застосування наземних роботизованих комплексів (НРК). Зокрема в галузі безпеки є чіткий тренд на їх використання для автоматизації небезпечних завдань: розвідки, моніторингу, виявлення загроз та безпілотного патрулювання. Ефективність НРК у цих умовах безпосередньо залежить від якості даних про зовнішнє середовище, що забезпечують ситуаційну обізнаність, точну навігацію та прийняття рішень. Сенсорні системи безпілотників (камери, LiDAR, радары тощо) формують картину навколишнього середовища для автономної роботи. Однак у реальних умовах вони підпадають під дію зовнішніх завад і внутрішніх шумів. Найнебезпечніший вплив мають комбіновані завади, коли одночасно порушуються кілька каналів, що призводить до помилок, втрати орієнтації та руйнування обізнаності про ситуацію.

У статті запропоновано математичну модель для оцінювання впливу комбінованих завад на сенсори та систему обробки інформації НРК.

Модель враховує різні типи завад та дозволяє оцінити надійність ситуаційної обізнаності для проектування комплексів, аналізу їх стійкості та навчання операторів. Сучасні наземні роботизовані комплекси працюють у складних умовах, де на їх сенсорні системи одночасно впливає безліч різномісних завад: електромагнітних, акустичних, оптичних, механічних та теплових. На відміну від традиційних підходів, які аналізують завади ізольовано, реальна експлуатація передбачає їх комбінований вплив із можливими синергетичними ефектами. Це обумовлює потребу у розробленні комплексних моделей, здатних враховувати лінійну та нелінійну динаміку систем з множинними збуреннями. Особливої уваги потребує моделювання впливу завад на біосенсори та датчики, оскільки природні флуктуації можуть суттєво погіршувати точність вимірювань. Основна складність для НРК полягає у врахуванні взаємодії різних сенсорів (оптичних, радарних тощо), на кожен з яких різною мірою впливають адаптивні завади. Існуючі методи аналізують вплив завад ізольовано на кожен сенсор, ігноруючи їх комбінований ефект, що знижує точність оцінювання стану системи та ефективність управління.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні дослідження з оброблення сигналів для мультисенсорних та мультисенсорних систем орієнтовані на інтеграцію методів інформаційного злиття, ШІ та адаптивних алгоритмів. У статтях [1, 2] запропоновано методи оброблення некогерентних сигналів для систем однотипних радарів, що підвищують точність ідентифікації цілей. Подібний підхід до централізованої обробки на основі моделей інформаційного злиття розглянуто у праці [3], що забезпечує вищу достовірність оцінок в умовах невизначеності.

Дослідження зосереджуються на використанні мультисенсорних технологій для підвищення автономності кіберфізичних систем. Праці [4–6] показують їхню роль у системах управління БПЛА, забезпечуючи об'єднання навігаційних, комунікаційних та сенсорних каналів. Значну увагу приділено алгоритмам злиття даних. Автори праць [7, 8] запропонували підходи до багатовимірного аналізу, а у працях [9, 10] підтверджено ефективність алгоритмів Калмана для точної навігації. Аналіз джерел [11–15] свідчить про перехід від окремих модулів до інтелектуальних мереж, здатних до самонавчання: діагностичні Wi-Fi-системи [11], оптимізація мереж [12], вдосконалення SLAM-алгоритмів [13] та методи підвищення достовірності даних [14, 15].

Отже, сучасні тенденції зводяться лише до створення гібридних систем, що поєднують ШІ, сенсорну інтеграцію і хмарно-туманні технології для забезпечення автономності та надійності моніторингу в динамічних умовах.

Метою статті є розроблення та перевірка математичної моделі і методу обробки сигналів, спрямованих на компенсацію синергетичного впливу комбінованих завад в мультисенсорних системах НРК. Ключовою відмінністю запропонованого підходу є інтеграція ймовірнісних оцінок якості сигналу (SNR , ймовірність виявлення) з методами зменшення розмірності даних (метод PCA) для підвищення точності та обчислювальної ефективності класифікації станів системи в умовах інтенсивних перешкод.

Виклад основного матеріалу. Сучасні НРК функціонують в умовах комбінованих завад, які часто мають синергетичний ефект. Традиційні підходи, які розглядають завади ізольовано, неефективні, що обумовлює потребу в комплексних моделях. Головним завданням є забезпечення стійкості системи управління НРК шляхом підвищення надійності обробки сигналів. Для цього пропонується математична модель, що враховує різні типи завад (адитивні, мультиплікативні, стаціонарні, нестаціонарні) та їхню кореляційну взаємодію на основі статистичних характеристик.

Ключові методи дослідження: метод головних компонент (PCA) для синтезу простору ознак із максимальною дисперсією, що знижує вплив завад; алгоритми машинного навчання для класифікації станів НРК на основі агрегованої ймовірності виявлення. Теоретична основа дослідження включає інформаційне злиття, адаптивні алгоритми та штучний інтелект для забезпечення точності в умовах інтенсивних завад. Отже, дослідження інтегрує методи цифрової обробки сигналів, статистичного аналізу, машинного навчання та теорії інформації для підвищення стійкості систем управління НРК.

Методика дослідження. Дослідження спрямоване на підвищення стійкості системи управління НРК до впливу комбінованих завад на сенсорні системи.

Математична модель враховує одночасний вплив різних типів завад (електромагнітних, оптичних, акустичних). Сигнал від сенсора описується як сума корисного сигналу, адитивних та мультиплікативних завад. Для оцінювання якості сигналу використовується відношення сигнал / шум (SNR), на основі якого розраховується ймовірність правильного виявлення для кожного сенсора та агрегована ймовірність для всієї системи.

Запропонований алгоритм обробки сигналів включає: оцінювання SNR та селекцію найінформативніших сенсорів; синтез простору ознак за допомогою методу PCA для зменшення розмірності даних; кластеризацію даних у синтезованому просторі для визначення поточного стану НРК. Такий підхід дозволяє підвищити стійкість системи управління шляхом інтеграції методів обробки сигналів, зменшення розмірності даних та машинного навчання, зберігаючи її функціональність в умовах інтенсивних зовнішніх перешкод.

Постановка завдання. Дослідження спрямоване на розроблення моделі впливу комбінованих завад на мультисенсорні системи та методу їх компенсації в системах управління НРК на основі алгоритмів кластеризації. Ключові вимоги до моделі: інваріантність до довготривалих процесів (деградація сенсорів, сезонні зміни); здатність прогнозувати точність оцінки стану НРК в умовах одночасної дії множинних завад; урахування кореляційних зв'язків між різними типами завад (електромагнітними, акустичними, оптичними, механічними); базування на типових статистичних характеристиках цих перешкод.

Матеріали дослідження. Наземні роботизовані комплекси будуються на універсальних платформах для виконання складних завдань у небезпечних або важкодоступних місцях. Їх висока технологічність зумовлена потребою в повній або частковій автономності, заданій точності та надійності. Для цього НРК оснащуються комплексом різнотипних сенсорних систем для моніторингу, навігації, розпізнавання об'єктів і контролю середовища. Типова структурна схема електронної системи універсального НРК показана на рис. 1.

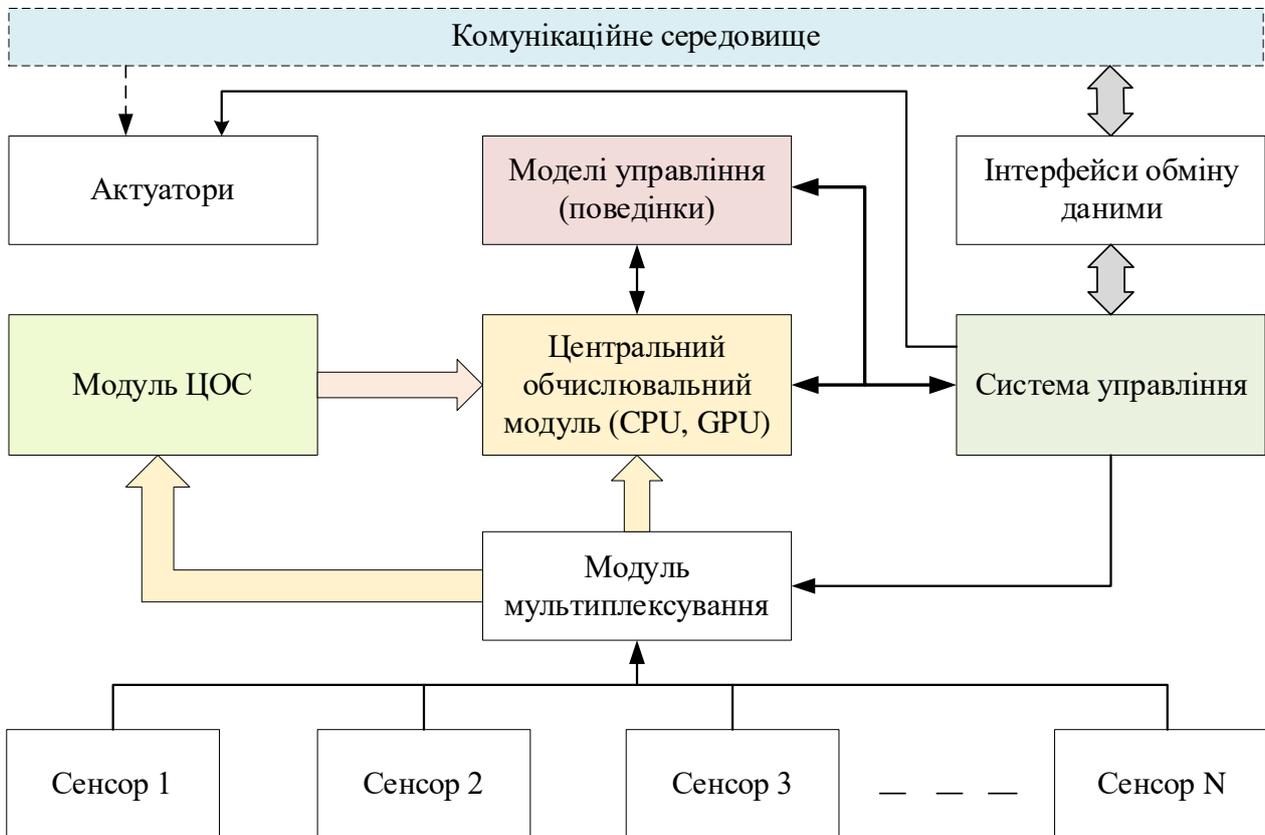


Рисунок 1 – Структурна схема системи управління універсальної платформи НРК

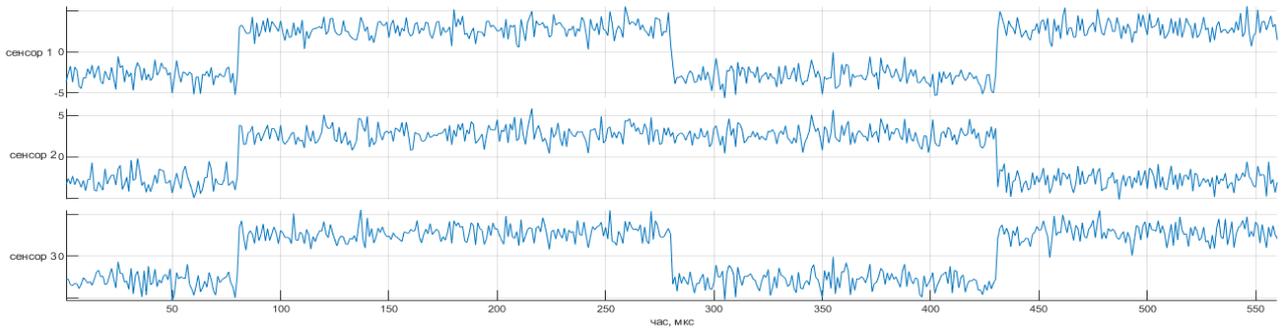
Оснoву системи управління (рис. 1) складають: підсистема збирання інформації з множини сенсорів (оптичних, тепловізійних, ультразвукових тощо); підсистема управління, що виробляє управляючі сигнали. Для реалізації управління використовуються різні обчислювальні засоби: CPU (Central Processing Unit) – для загальних обчислень та керування логікою роботи; MCU (Microcontroller Unit) – CPU, доповнений периферійними пристроями. Для забезпечення автономності застосовуються потужніші засоби: GPU (Graphics Processing Unit) – для паралельної обробки даних (комп'ютерний зір, машинне навчання); FPGA (Field-Programmable Gate Array) – для апаратного прискорення спеціалізованих задач (обробка сигналів у реальному часі). Модуль цифрової обробки сигналів (ЦОС) (рис. 1) відіграє ключову роль у збиранні даних, виділяючи корисну інформацію з сигналів сенсорів на фоні шумів шляхом фільтрації, кореляційної та порогової обробки. На рис. 2 наведено приклад такої обробки у випадку наявності трьох сенсорів.

У загальному випадку сигнал від сенсора окрім корисної інформації (стан сенсора у вигляді певного рівня напруги або струму) містить як адитивну так і мультиплікативну заваду

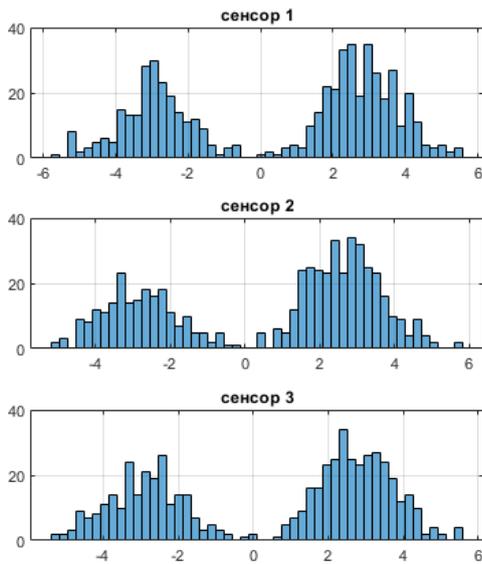
$$s(t) = F[u(t)] + n(t), \quad (1)$$

де $F[*]$ – оператор впливу мультиплікативних завад (доплерівське зміщення частоти, дробовий шум, оптичні ефекти, тощо);

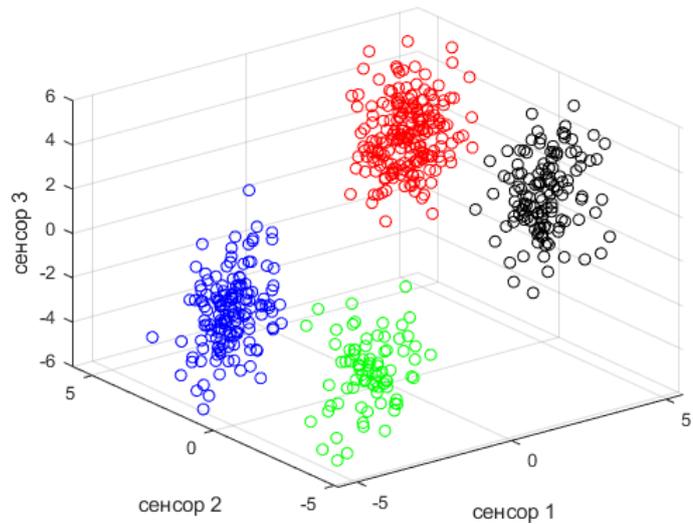
$n(t)$ – адитивні завади, зазвичай гаусівський шум.



а



б

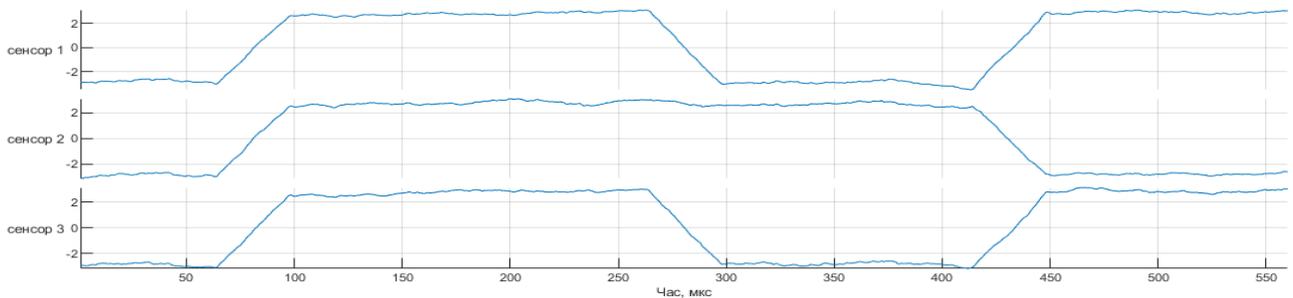


в

а – осцилограми сигналів; б – гістограми дискретних значень; в – простір станів системи

Рисунок 2 – Визначення стану НРК у процесі ЦОС сигналів сенсорів

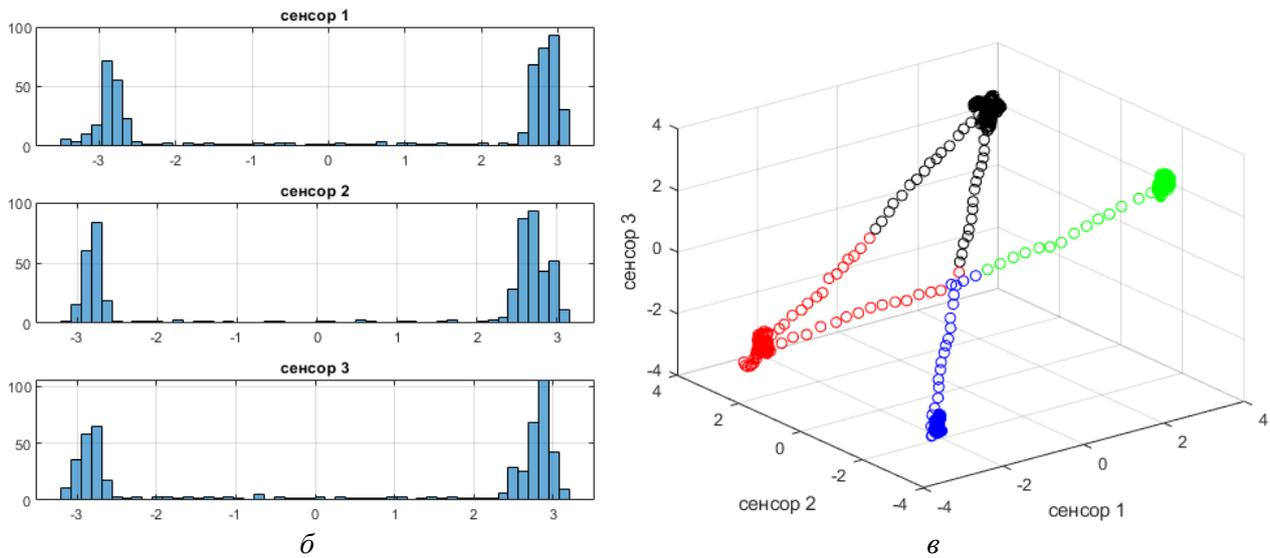
На рис. 3 наведено приклад визначення стану системи на основі сигналів трьох сенсорів у разі застосування ЦОС у вигляді низькочастотної фільтрації.



а

а – осцилограми сигналів

Рисунок 3 – Визначення стану НРК при застосуванні фільтрації сигналів сенсорів



\bar{b} – гістограми дискретних значень; \bar{v} – простір станів системи

Рисунок 3 – аркуш 2

Як видно з рис. 3, фільтрація успішно усуває завади, але знижує точність визначення у перехідних станах, що показують шлейфи між станами. У реальних НРК ситуація складніша: сенсорні системи містять більше сенсорів, які піддаються впливу комбінованих завад з різними статистичними характеристиками, що є нестационарними, та можуть мати різну ступінь кореляції. У цьому випадку модель завад, що діють на i -й сенсор, можна подати як зважену суму впливів від кожного типу завади:

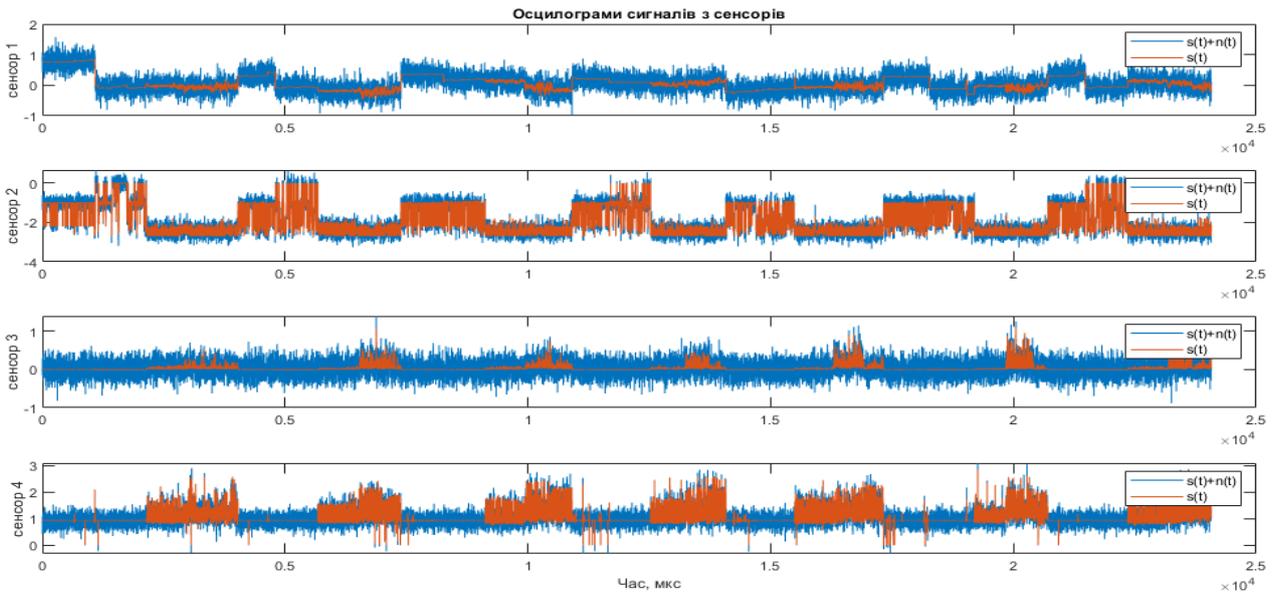
$$s_i(t) = F_i[u(t)] + j_i(t) + n(t), \quad (2)$$

$$j_i(t) = \sum_k w_{ik} x_k(t), \quad (3)$$

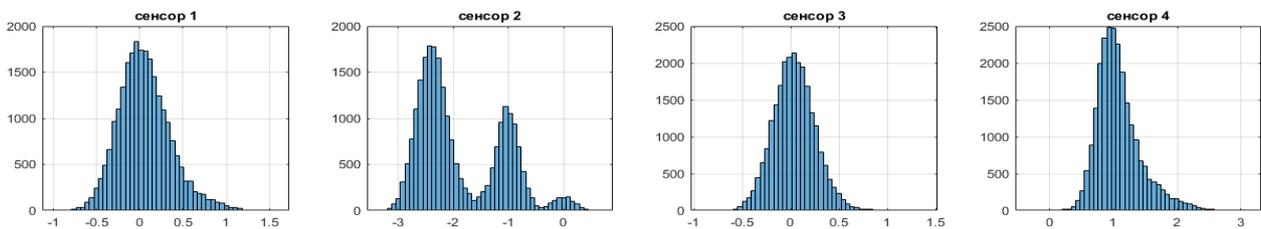
де w_{ik} – коефіцієнт чутливості i -го сенсора до k -го типу завади.

Сума у виразі (3) при великих значеннях k прагне до гаусівського розподілу, проте, в сучасних мультисенсорних системах таке припущення може бути причиною штучного зниження ефективності, оскільки сенсори можуть містити власні вбудовані системи ЦОС, які успішно усувають більшість типових завад, тим самим підвищуючи ентропію і непередбачуваність впливу завад загалом на систему. На рис. 4 наведено приклад сигналів з чотирьох сенсорів мультисенсорної (60 сенсорів) системи НРК, що мають значний рівень комбінованих завад.

На відміну від рис. 2, \bar{b} та рис. 3, \bar{b} , щільності розподілу значень на рис. 4, \bar{b} не містять явного «групування» значень, що могло б стати основою для визначення стану системи. Низькочастотна фільтрація також суттєвого результату не дає, оскільки вона усуває лише адитивні завади у вигляді шумів. Крім того, застосування низькочастотної фільтрації (рис. 5) призводить до додаткового ускладнення розпізнавання приграничних станів системи, де відбувається різка зміна сигналів сенсорів.



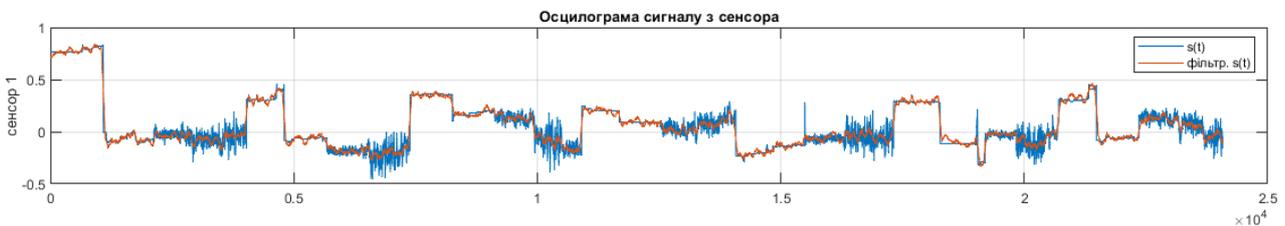
а



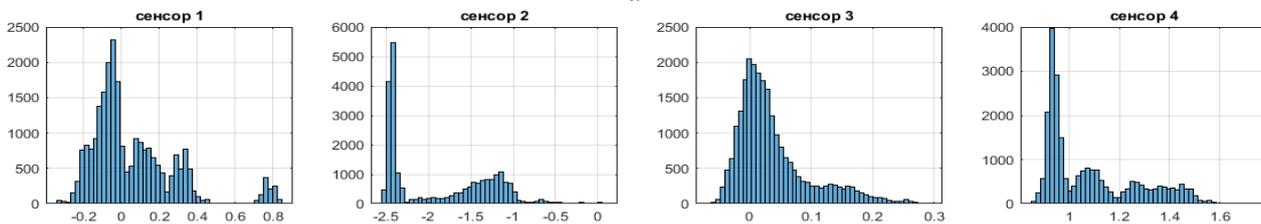
б

а – осцилограми; б – гістограми розподілу миттєвих значень

Рисунок 4 – Сигнали з сенсорів НРК під дією комбінованих завад



а



б

а – осцилограма; б – гістограми розподілу миттєвих значень

Рисунок 5 – Сигнали з сенсорів НРК під дією комбінованих завад у разі застосування фільтрації

Це свідчить, що для визначення стану системи в цілому стандартний підхід обробки сигналів від кожного сенсора окремо є малоефективним. З іншого боку, надмірний вплив комбінованих завад на сенсор значно знижує його вагу в загальній моделі, що потребує врахування. Це може бути здійснено через оцінювання якості сигналу кожного i -го сенсора, розраховуючи відношення SNR . Оцінювання

відношення SNR дає змогу доповнити рішення про належність сигналу сенсора значенням впевненості рішення (відношенням правдоподібності). Загальний вираз для оцінювання SNR окремого сенсора в умовах дії комбінованих завад має такий вигляд:

$$SNR_i = \frac{P(F_i[u(t)])}{\sigma_i^2 + P(j_i(t))}, \quad (4)$$

де $P(F_i[u(t)])$ – потужність сигналу з урахуванням мультиплікативних завад;
 $P(j_i(t))$ – потужність комбінованої завади, що діє на сенсор;
 σ_i^2 – дисперсія адитивного гаусівського шуму.

У виразі (4) окремо враховується власний шум сенсора і комбінована адитивна завада, оскільки вони є наслідком дії різних чинників, статистично незалежні і мають різну інтенсивність. Крім того, враховуючи можливості сучасних методів обробки сигналів, зниження відношення сигнал / шум не призводить до пропорційного зниження ефективності обробки сигналів, тому вводять комплексний показник ефективності виявлення. Типовим показником ефективності для сенсорних систем, який безпосередньо пов'язаний з SNR є ймовірність правильного виявлення P_s . Дана ймовірність може бути розрахована для кожного сенсора на основі його поточного SNR_i та відомого значення SNR_{\min} – мінімального відношення сигнал / шум, при якому забезпечується задана якість виявлення

$$P_s = Q\left(\frac{SNR_i - SNR_{\min}}{\sigma_{SNR}}\right), \quad (5)$$

де σ_{SNR} – стандартне відхилення, що характеризує розкид відношення сигнал / шум.

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = 1 - \Phi(x), \quad (6)$$
$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

Значення SNR_{\min} розраховується із застосуванням одного з комплексних критеріїв оптимальності і враховує ключові обмеження щодо якості системи. При цьому нормування різниці відношень SNR величиною стандартного відхилення дає змогу врахувати статистику комбінованих завад у сигналі.

У мультисенсорних системах простір прийняття рішень базується на широкому спектрі ознак і включає обробку множини сигналів для визначення поточного стану. В таких умовах більш доцільно застосовувати агреговану ймовірність виявлення системою P . Даний показник обчислюється на основі індивідуальних P_s , припускаючи незалежність подій виявлення окремими сенсорами:

$$P = 1 - \prod_i (1 - P_{s,i}). \quad (7)$$

Ураховуючи складність обчислювання сучасних алгоритмів розпізнавання, застосування виразу (7) дає змогу комплексно оцінити поточну якість класифікації в умовах, коли інформація поступає з різних незалежних каналів (сенсорів).

На рис. 6 наведено схему обробки сигналів, що реалізує запропоновану модель. Відповідно до запропонованої схеми визначення стану системи в поточний момент часу відбувається на основі оцінювання показника агрегованої ймовірності виявлення, необхідне значення якого досягається: відбором найбільш значимих сигналів сенсорів як ознак, оцінених на основі виразу (5); синтезом простору ознак, що забезпечує максимальну дисперсію відібраних ознак; застосуванням алгоритмів машинного навчання для визначення стану.

Зворотній зв'язок через оцінювання ймовірності виявлення дає змогу досягати заданої точності шляхом корегування процесу відбору ознак та налаштування класифікатора.

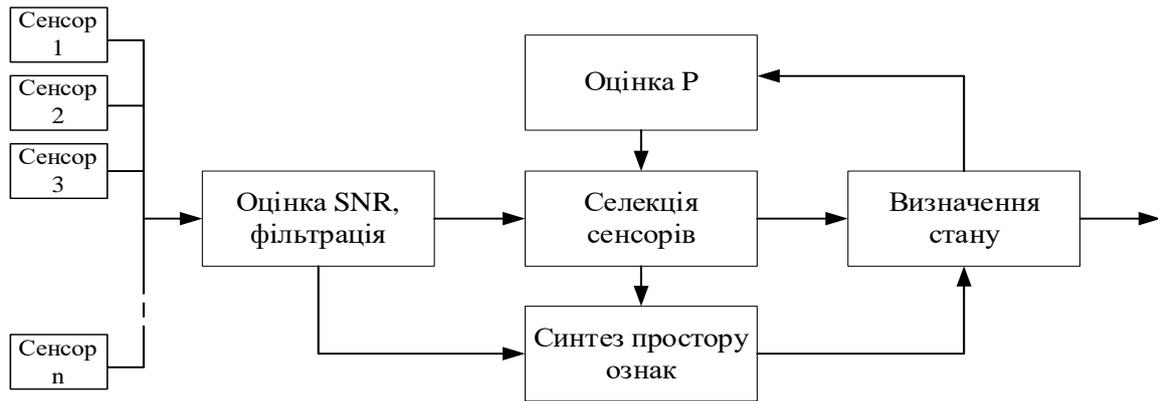
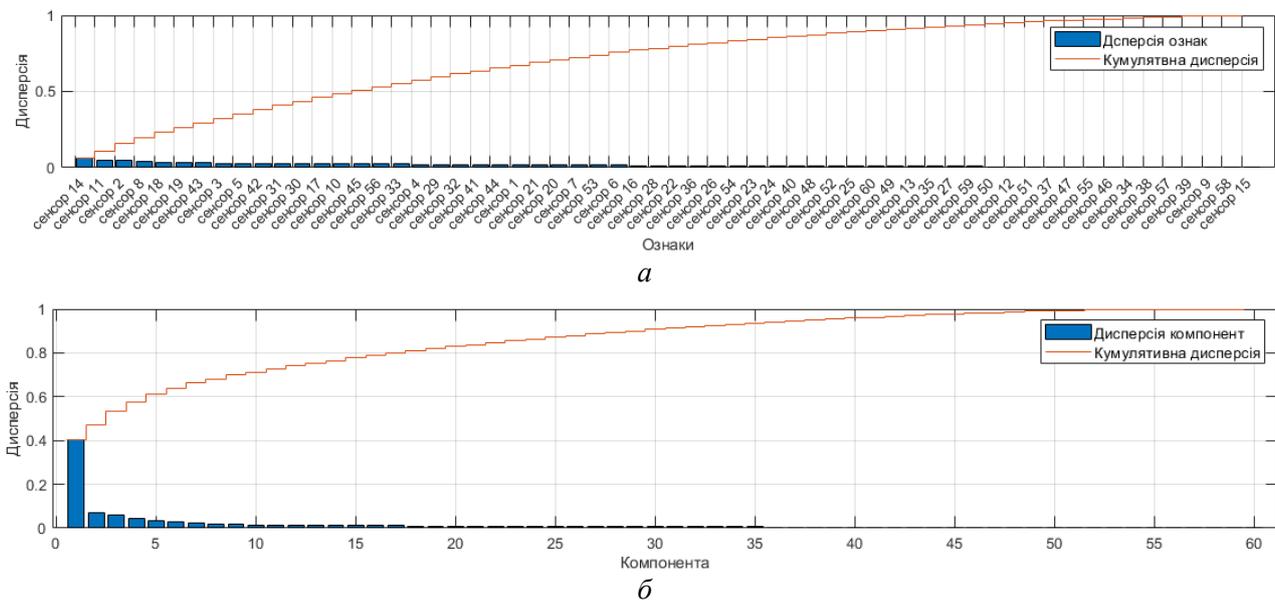


Рисунок 6 – Схема обробки сигналів у мультисенсорній системі НРК

Як приклад мультисенсорної системи розглянемо сенсорну систему НРК, що містить 60 сенсорів, які генерують неперервні сигнали (рис. 4), що піддаються впливу комбінованої завади. На основі аналізу сигналів сенсорів необхідно визначити, в якому із п'яти можливих станів перебуває НРК. Відповідно до схеми (рис. 6), на першому етапі слід провести оцінювання SNR і виконати селекцію сенсорів, що мають найбільший вплив на кожен із станів НРК. Враховуючи, що на сенсори діють комбіновані завади однакової інтенсивності, оцінювання SNR доцільно проводити на основі розрахунку та ранжування дисперсії сигналів сенсорів, що є пропорційними величинами згідно з виразом (5). Це дає змогу отримати кумулятивну оцінку розподілу дисперсій сенсорних сигналів (рис. 7, а), яка є відображенням загального внеску сигналу окремого сенсора при визначенні стану НРК. Отримана кумулятивна оцінка показує, що в умовах комбінованих завод існує певна нерівномірність інформативності сенсорів, проте вона недостатня для якісної селекції сигналів сенсорів як ознак поточного стану НРК.

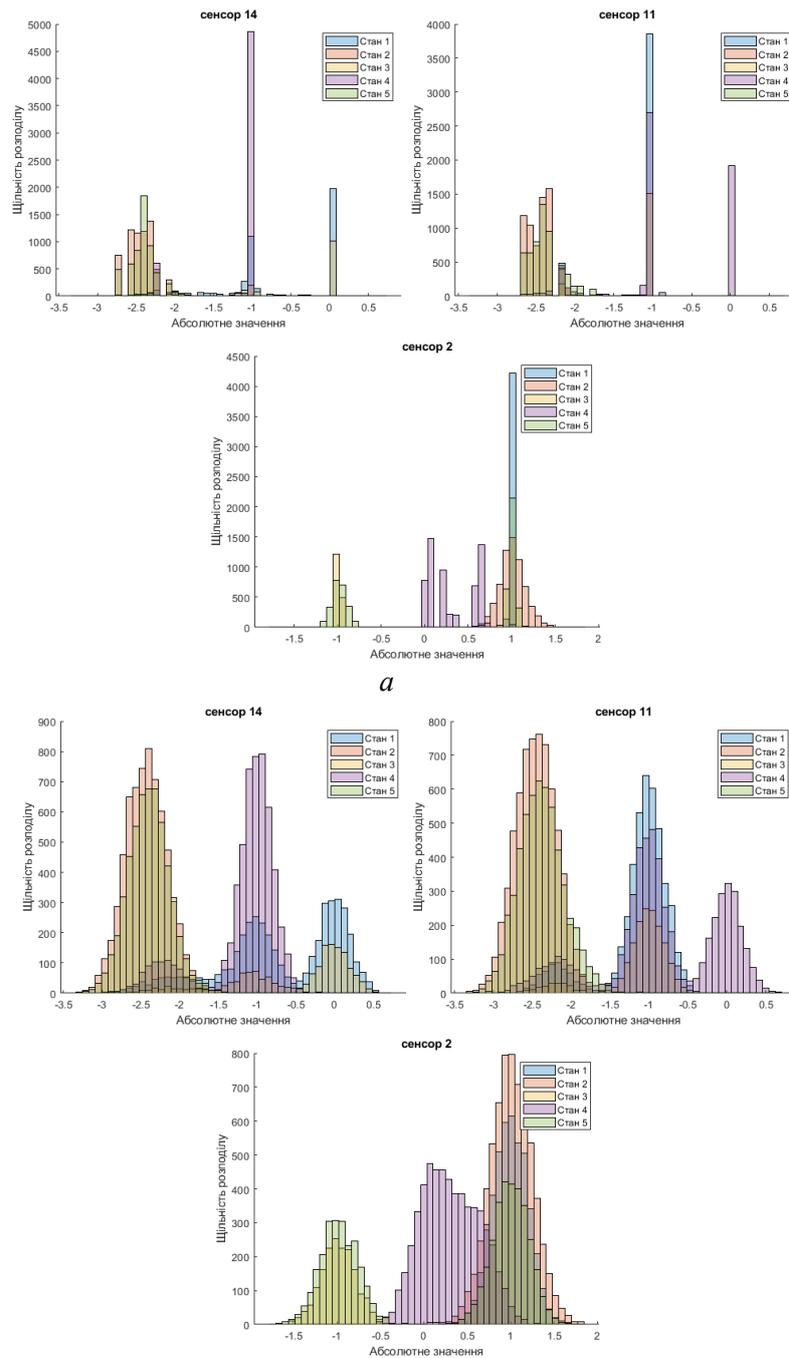


а – оцінка за сигналами сенсорів; б – оцінка в синтезованому просторі ознак

Рисунок 7 – Дисперсія ознак

Зовсім іншою є картина при застосуванні синтезованого простору ознак, що значною мірою дає змогу нівелювати вплив завод завдяки їх статистичній незалежності. Простір ознак був сформований на основі методу PCA, основою якого є визначення лінійного векторного простору, що є узгодженим (в сенсі максимізації дисперсії) ортонормованим базисом. Як видно з рис. 7, б, у синтезованому просторі ознак існує явний набір компонент, що мають визначальний вплив на визначення стану НРК.

На рис. 8 показано, як змінюється розподіл значень сигналів трьох сенсорів (14, 11, 2), що мають найвищу дисперсію (рис. 7, а).



а – без використання синтезованого простору ознак;
б – при застосуванні синтезованого простору ознак

Рисунок 8 – Щільність розподілу значень сигналів сенсорів

Отже, запропонований підхід забезпечує широкі потенційні можливості для побудови систем управління на основі мультисенсорних систем. Він дозволяє подолати ключові проблеми: апріорну невизначеність та колапс алгоритмів при впливі комбінованих завад; математичну складність обчислень через великі потоки даних та вимоги до обробки в реальному часі. Це досягається завдяки застосуванню алгоритмів машинного навчання для кластеризації даних. У результаті усувається «багатопоточність» обробки сигналів шляхом аналізу лише їх частини в значно меншому просторі ознак.

Висновки

У статті запропоновано математичну модель для оцінювання впливу комбінованих завад (електромагнітних, оптичних, акустичних) на сенсори НРК. Модель дозволяє кількісно оцінити вплив завад на якість інформації. Експерименти підтвердили ефективність підходу: навіть з 40-50 % сенсорів система досягає точності класифікації станів 70-95 %. Синтезований простір ознак підвищує стійкість до завад, зберігаючи точність навіть при зміні характеру впливу. Підхід також зменшує обчислювальне навантаження завдяки відбору інформативних ознак.

Напрями подальших досліджень: удосконалення моделі з урахуванням нелінійних ефектів; розроблення адаптивних алгоритмів, здатних до перенавчання; розширення моделі для врахування динаміки НРК та прогнозування стану; адаптація підходу для авіаційних та морських комплексів; розроблення рішень для вбудованих систем з обмеженими ресурсами.

Перелік джерел посилання

1. Methods of Signal Processing in a Multiradar System of the Same Type of Two-Coordinated Surveillance Radars / Khudov N., Owaid S. R., Lishchenko V., Tiutiunuk V. *Системи обробки інформації*. 2020. Вип. 3 (162). С. 65–72. DOI:10.30748/soi.2020.162.0.
2. Ліщенко В. Метод обробки некогерентних сигналів в мультирадарній системі однотипних двокоординатних оглядових радіолокаційних станцій. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2020. № 2. С. 160–163. DOI:10.26906/SUNZ.2020.2.160.
3. Чесановський І., Городиський Р., Бібік А. Централізована обробка сигналів в мультисенсорних системах на основі моделей інформаційного злиття. *Національні інтереси України*. 2025. № 10 (15). С. 448–461. DOI:10.52058/3041-1793-2025-10(15)-448-461.
4. Геоінформаційні технології як компонент кіберфізичних систем управління безпілотних літальних апаратів спеціального призначення / І. Катеринчук та ін *Збірник наукових праць Національної академії Державної прикордонної служби України. Військові та технічні науки*. Хмельницький, 2025. Т. 99 (2) С. 113–126. DOI:10.32453/3.v99i2.1852
5. Лежньов Д., Рібаков К. Стійкість систем передачі керування БПЛА в умовах радіоелектронної боротьби: комбіновані рішення з автономної орієнтації та адаптивних антен. *Вісник Хмельницького національного університету*. Хмельницький, 2025. Вип. 2 (349). С. 221–229.
6. Комплексування інформаційних каналів систем виявлення та спостереження безпілотних літальних апаратів з позицій теорії статистичних рішень / В. М. Карташов та ін. *Радіотехніка*. 2021. Вип. 207. С. 102–111.
7. Ott L., Ramos F. Multi-sensor clustering using Layered Affinity Propagation. *International Conference on Intelligent Robots and Systems*. 2013. Pp. 2819–2826. DOI:10.1109/IROS.2013.6696755.
8. Ingle P. Y., Kim Y.-G. Multi-sensor data fusion across dimensions: A novel approach to synopsis generation using sensory data. *Journal of Industrial Information Integration*. 2025. Vol. 46. 100876. DOI:10.1016/j.jii.2025.100876.
9. Experimental 2D extended Kalman filter sensor fusion for low-cost GNSS/IMU / Odometers precise positioning system / Kaczmarek A., Rohm W., Klingbeil L., Tchórzewski J. *Measurement*. 2022. Vol. 193. 110963. DOI:10.1016/j.measurement.2022.110963
10. Highly robust and accurate multi-sensor fusion localization system for complex and challenging scenarios / Lan Z., Wang J., Shen Z., Fang Z. *Measurement*. 2024. Vol. 235. 114851. DOI:10.1016/j.measurement.2024.114851
11. Яковлев Д. А. Интеллектуальная мультисенсорная система для идентификации та оцінки технічного стану електротехнічного обладнання з використанням Wi-Fi. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2023, № 4 (74). С. 69–75. DOI:10.20535/1813-5420.4.2023.290898
12. Удосконалення метаевристичної кластеризації при реалізації проекту розгортання бездротових сенсорних мереж / Бхушан Ш. Ш., Антошук С. Г., Лобачев І. М., Тесленко П. О. *Управління проектами та розвиток виробництва*. 2018. Т. 66. № 2. С. 38–48.
13. Past, present and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age / C. Cadena et al. *IEEE Transactions on Robotics*. 2016. Vol. 32 (6). Pp. 1309–1332.
14. Smart Sensing and Adaptive Reasoning for Enabling Industrial Robots with Interactive Human-Robot Capabilities in Dynamic Environments – A Case Study / J. Zabalza et al. *Sensors*. 2019. Vol. 19 (6). 1354. DOI:10.3390/s19061354

15. Diachok R., Klym H. Modified fog-based trust method of data monitoring for multisensor configuration systems. *Measuring Equipment and Metrology*. 2022. 83 (4). Pp. 47–55.

Стаття надійшла до редакції 14.11.2025 р.

UDC 007.52:681.518

R. Rachok, I. Chesanovskyi, O. Kravchuk, O. Naumov

COMPLEX MODEL FOR ASSESSMENT AND COMPENSATION OF COMBINED INTERFERENCES IN MULTISENSOR SYSTEMS OF GROUND ROBOTIC COMPLEXES

Modern special-purpose ground robotic complexes (GRCs) operate under conditions of intense interference from heterogeneous sources, including electromagnetic, optical, and acoustic. The combined effect of these interferences results in a significant deterioration of the information quality from sensor systems, which threatens the loss of controllability, disorientation, and a decrease in task performance efficiency. Existing approaches that consider the influence of interferences in isolation do not accurately reflect real operating conditions, necessitating the development of new, comprehensive solutions.

The study proposes a mathematical model for assessing the impact of combined interference on multisensor NRC systems and develops an effective signal processing method based on it to enhance the stability and reliability of the control system.

The mathematical model accounts for the simultaneous impact of various types of additive and multiplicative interference on sensor signals. To compensate for their impact, a method has been developed that combines: assessment of the signal quality of each sensor by calculating the signal-to-noise ratio (SNR) and the probability of correct detection; synthesis of the informative feature space using the principal component analysis (PCA) method to reduce the dimensionality of the data and level the impact of interference; classification of NRC states using machine learning algorithms in the synthesized feature space.

The effectiveness of the proposed approach has been experimentally demonstrated using a multisensor system with 60 sensors. It is demonstrated that utilizing the synthesized feature space enables achieving high classification accuracy of NRC states (up to 99%) even under conditions of intense combined interference. It was found that even when using 40-50% of the most informative features, sufficient accuracy (70-95%) is ensured, indicating the stability of the method and allowing for a reduction in computational load.

The scientific novelty lies in the complex model of the influence of combined interference, which takes into account the correlations between different types of interference, and in the method of interference compensation based on the synthesis of the feature space, invariant to changes in the nature of the interference influence.

The implementation of the proposed approach enables an increase in the autonomy and reliability of the NRC's functioning in conditions of electronic warfare and other complex environments. The results can be used in the design of new generations of robotic complexes, the modernization of existing systems, and the training of operators.

К е у в о р д s: ground robotic complexes, multisensor systems, combined interference, feature space synthesis, principal component method, clustering, control stability.

Рачок Роман Васильович – доктор технічних наук, професор, професор кафедри зв'язку та інформаційних систем Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького.

<https://orcid.org/0000-0002-3283-9690>

Чесановський Іван Іванович – кандидат технічних наук, доцент, докторант відділу докторантури та ад'юнктури Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького.

<https://orcid.org/0000-0002-8161-3276>

Кравчук Олег Іванович – кандидат технічних наук, старший науковий співробітник, професор кафедри ракетно-артилерійського озброєння Військової академії (м. Одеса).

<https://orcid.org/0000-0002-7590-4210>

Наумов Олександр Ігорович – ад'юнкт кафедри ракетно-артилерійського озброєння Військової академії (м. Одеса).

<https://orcid.org/0000-0002-6680-0401>